TUGAS AKHIR - SS 145561

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DI PULAU JAWA DAN SUMATERA MENGGUNAKAN ARIMA BOX-JENKINS

Bagus Wicaksono Arianto
NRP 1314 030 077

Pembimbing
Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Mike Prastuti, S.Si, M.Si

DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS
FAKULTAS VOKASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

TUGAS AKHIR – SS 145561

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DI PULAU JAWA DAN SUMATERA MENGGUNAKAN ARIMA BOX-JENKINS

BAGUS WICAKSONO ARIANTO
NRP 1314 030 077

Pembimbing :
Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Mike Prastuti, S.Si, M.Si

DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS
FAKULTAS VOKASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

FINAL PROJECT – SS 145561

THE FORECASTING OF THE TOTAL TRAIN PASSENGERS IN JAVA AND SUMATERA BY USING ARIMA BOX-JENKINS METHOD

BAGUS WICAKSONO ARIANTO
NRP 1314 030 077

Supervisor :
Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Mike Prastuti, S.Si, M.Si

DEPARTEMENT OF BUSINESS STATISTICS
VOCATIONAL FACULTY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DI PULAU JAWA DAN SUMATERA MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelar Ahli Madya pada Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

BAGUS WICAKSONO ARIANTO

NRP. 1314 030 077

Menyetujui

Pembimbing Tugas Akhir	Co Pembimbing Tugas Akhir
Dra. Destri Susilaningrum, M.Si	**Mike Prastuti, S.Si, M.Si**
NIP. 19601213 198601 2 001	**NIP. 19910122 201504 2 002**

Mengetahui
Kepala Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi-ITS

Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si
NIP. 19740328 199802 1 001

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DI PULAU JAWA DAN SUMATERA MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS

Nama : Bagus Wicaksono Arianto
NRP : 1314 030 077
Departemen : Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS
Pembimbing : Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Co Pembimbing : Mike Prastuti, S.Si, M.Si

Abstrak

PT. Kereta Api Indonesia (Persero) adalah Badan Usaha Milik Negara yang menyelenggarakan jasa angkutan kereta api meliputi angkutan penumpang dan barang. Peningkatan layanan telah dilakukan untuk memberikan rasa kenyamanan untuk masyarakat pengguna kereta api seperti pelarangan penumpang berdiri, penjual asongan, dan penambahan AC pada setiap kereta kelas ekonomi. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui peramalan jumlah penumpang kereta api di pulau jawa dan sumatera sehingga membantu PT Kereta Api Indonesia dalam mengantisipasi peningkatan penumpang kereta api dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diunduh dari laman resmi Badan Pusat Statistika. Hasil analis didapatkan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa pada tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA ([12],1,1) berkisar antara 30.381.950 hingga 32.768.200 sedangkan di pulau Sumatera pada tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA (1,1,[12]) berkisar antara 590.510 hingga 641.530 penumpang.

Kata Kunci : ARIMA Box-Jenkins, Kereta Api.

THE FORECASTING OF THE TOTAL TRAIN PASSENGERS IN JAVA AND SUMATERA BY ARIMA BOX-JENKINS METHOD

Name : Bagus Wicaksono Arianto
NRP : 1314 030 077
Department : Business Statistics Vocational Faculty ITS
Supervisor : Dra. Destri Susilaningrum, M.Si
Co Supervisor : Mike Prastuti, S.Si, M.Si

Abstract

PT. Kereta Api Indonesia (Persero) is a State Owned Enterprise which operates rail transport services covering passenger and freight transport. Improved services have been made to provide a sense of comfort for railroad users such as ban standing passengers, street sellers, and the addition of air-conditioning on every economy class train.. This study aims to determine the forecasting of the number of train passengers on Java and Sumateran islands so as to help PT KAI anticipate the increase of rail passengers by using ARIMA Box-Jenkins method. The data used in this research is secondary data downloaded from the official website of Badan Pusat Statistik. Analysts obtained the number of train passengers on Java island in 2017 using ARIMA model [12],1,1) ranged from 30,381,950 to 32,768,200 while on Sumatra island in 2017 using ARIMA model (1,1,[12]) ranged from 590,510 to 641,530 passengers.

Keyword : **ARIMA Box-Jenkins, Train.**

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT karena dengan rahmat, karunia, serta taufik dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **"PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DI PULAU JAWA DAN SUMATERA MENGGUNAKAN ARIMA BOX-JENKINS"**. Laporan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik atas bantuan, motivasi, dan dukungan dari berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dra Destri Susilaningrum, M.Si selaku pembimbing telah bersedia memberikan waktunya, selalu sabar dalam memberikan bimbingan dan saran sehingga penulis dapat meyelesaikan Tugas Akhir dengan baik.
2. Mike Prastuti, S.Si, M.Si selaku co pembimbing telah bersedia memberikan waktunya, selalu sabar dalam memberikan bimbingan dan saran sehingga penulis dapat meyelesaikan Tugas Akhir dengan baik.
3. Dra. Sri Mumpuni Retnaningsih M.T dosen penguji yang selalu memberikan saran dan kritikan yang membangun Tugas Akhir ini.
4. Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si selaku dosen penguji dan Kepala Program Studi Diploma III Statistika Bisnis ITS.
5. Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si selaku Kepala Departemen Statistika Bisnis ITS.
6. Dr. Drs. Brodjol Sutijo S.U selaku dosen wali dan validator yang memberikan masukan dan semangat selama perkuliahan.
7. Staf, dosen dan karyawan Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah memberikan ilmu dan bantuan selama masa perkuliahan.

8. Ayah, Ibu, dan Adikku yang telah memberikan do'a, dukungan, dan motivasi kepada penulis sebagai penyemangat dalam pembuatan Tugas Akhir ini.
9. KESMA HIMADATA-ITS yang selalu memberikan semangat dan motivasi dalam proses pembuatan Tugas Akhir.
10. Teman-teman Departemen Statistika Bisnis angkatan 2014 yang telah berjuang bersama mulai dari mahasiswa baru hingga saat ini yang memberikan semangat satu sama lain.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam laporan Tugas Akhir ini, maka segala kritik dan saran sangat dibutuhkan untuk perbaikan. Semoga laporan Tugas Akhir ini dapat bermanfaat dan menambah wawasan bagi pembaca.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL

Halaman

DAFTAR GAMBAR

Halaman

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Transportasi didefinisikan sebagai kegiatan pemindahan penumpang dan barang dari suatu tempat ke tempat lain, dimana di dalamnya terdapat unsur pergerakan. Transportasi sangat memegang peranan penting dalam pembangunan dan pengembangan infrastruktur kawasan perkotaan. Suatu interaksi yang baik dan ideal antara komponen – komponen transportasi (penumpang, barang, sarana dan prasarana) membentuk suatu sistem transportasi yang komprehensif, efisien dan efektif sehingga diharapkan mampu mengoptimalkan fungsi transportasi dalam suatu kawasan perkotaan. Di Indonesia banyak sekali sarana alat trasnportasi untuk memudahkan masyarakat untuk berpergian seperti bus kota, taksi, bemo atau kereta api.

PT. Kereta Api Indonesia (Persero) adalah Badan Usaha Milik Negara Indonesia yang menyelenggarakan jasa angkutan kereta api. Layanan PT. Kereta Api Indonesia (Persero) meliputi angkutan penumpang dan barang. Memiliki berbagai layanan yang menunjang masyarakat dalam melakukan aktivitas sehari-hari. Pada layanan penumpang PT Kereta Api Indonesia memiliki berberapa kelas untuk menunjang aktivitas masyarakat seperti kelas eksekutif, bisnis, ekonomi, ekonomi AC dan lain-lain. PT Kereta Api Indonesia telah melakukan berbagai peningkatan pelayanan seperti pelarangan penumpang berdiri, pelarangan penjual asongan, dan penambahan AC pada setiap kereta kelas ekonomi. Oleh karena itu perlunya di lakukan peramalan jumlah penumpang sehingga membantu PT KAI mengantisipasi peningkatan penumpang kereta api dengan menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins.*

Metode ARIMA Box-Jenkins adalah suatu metode peramalan diperoleh melalui gabungan antara *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA). Model ARIMA mengabaikan variabel prediktor dalam membuat peramalannya. ARIMA menggunakan data masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang

akurat. Oleh karena itu, model ini sangat baik ketepatan akurasinya jika digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan jika digunakan untuk peramalan jangka panjang kurang akurat (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

Penelitian sebelumnya mengenai peramalan penumpang kereta api telah dilakukan oleh Yuniar (2004) yaitu meramalkan jumlah penumpang kereta api Jayabaya Selatan dan Gayabaru Selatan jurusan Surabaya-Jakarta dengan Arima Box-Jenkins. Ramadhani (2010) juga meramalkan kereta api kelas bisnis dan eksekutif jurusan Madiun-Jakarta dengan peramalan Arima Box-Jenkins. Selain itu Salis (2013) juga meramalkan jumlah penumpang kereta api Sancaka I Jalur Surabaya-Yogyakarta. Erisandy (2016) juga meramalkan jumlah kereta api gumarang menggunakan metode ARIMA dan VAR.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian yang telah dilakukan, maka dalam penelitian ini akan mengetahui model ARIMA terbaik dan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa dan Sumatera. Sehingga dari pihak PT KAI dapat mengantisipasi peningkatan penumpang kereta api dengan metode *time series*, khususnya metode *ARIMA Box-Jenkins.*

1.2 Perumusan Masalah

Kebijakan penambahan fasilitas AC pada setiap kereta ekonomi, pelarangan penumpang berdiri, pelarangan penjual asongan, memengaruhi peningkatan jumlah penumpang kereta api sehingga perlu dilakukan peramalan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa dan Sumatera beradasarkan model ARIMA Box-Jenkins.

1.3 Tujuan

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan maka tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan hasil ramalan jumlah penupang kereta api di Pulau Jawa dan Sumatera.

1.4 Manfaat

Manfaat yang dapat diperoleh dari hasil penelitian ini adalah memberikan informasi kepada PT Kereta Api Indonesia mengenai hasil prediksi penumpang kereta api bulan februari 2017 sampai januari 2018 yang nantinya bisa dimanfaatkan dalam pengatisipasian kenaikan jumlah penumpang kereta api.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data total jumlah penumpang kereta api untuk semua jenis kelas (ekonomi, bisnis, dan eksekutif).

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Time Series*

Time series adalah serangkaian pengamatab terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu, dan dicatat secara berurutan menurut kejadiannya, dengan interval waktu yang tetap dimana setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel *random* Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu dengan t=1,..,n. Penulisan data *time series* adalah $\{Z_1, Z_2,.., Z_n\}$ (Wei,2006).

2.2 ARIMA *Box*-Jenkins

Autoregresssive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah suatu metode peramalan diperoleh melalui gabungan antara *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA). ARIMA dikembangkan oleh Georege Box dan Gwilyn Jenkins pada tahun 1976, sehingga proses ari-ma sering disebut dengan nama ARIMA Box-Jenkins. Model ARIMA mengabaikan variabel prediktor dala m membuat peramalannya. ARIMA menggunakan data masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat. Oleh karena itu, model ini sangat baik ketepatan akurasinya jika digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan jika digunakan untuk peramalan jangka panjang kurang akurat (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

2.2.1 Model ARIMA

Model ARIMA dibedakan menjadi model ARIMA non-musiman, model ARIMA musiman dan gabungan antara model ARIMA non-musiman dan musiman atau sering disebut sebagai ARIMA musiman multiplikatif. Secara umum model ARIMA non musiman terdiri dari model a*utoregressive* (AR), model *moving average* (MA), model ARMA dan model ARIMA.

1. Model *Autoregressive* (AR)

Model *autoregressive* menunjukkan adanya hubungan antara suatu nilai pada waktu sekarang dengan nilai pada waktu sebelumnya ditambah dengan suatu nilai acak. Model *autoregressive* orde *p*, dapat ditulis AR(*p*), secara matematis mempunyai bentuk sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + .. + \phi_p Z_{t-p} + a_t \qquad (2.1)$$

2. Model *Moving Average* (MA)

Model *moving average* (MA) menunjukkan adanya hubungan antara nilai pada waktu sekarang dengan nilai residual pada waktu sebelumnya, model *moving average* orde ke-*q* yang ditulis MA(*q*), secara matematis memiliki bentuk sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - .. - \theta_q a_{t-q} \qquad (2.2)$$

3. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model umum ARMA merupakan gabungan dari pola model AR dan pola model MA. Model umum untuk campuran dari model AR(*p*) dan model MA(*q*) atau ARMA(*p,q*) secara matematis dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B) Z_t = \theta_q(B) a_t \qquad (2.3)$$

4. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA merupakan model *time series* yang tidak stasioner terhadap *mean* dan memerlukan proses *differencing* sebanyak *d* agar stasioner. Bentuk umum model ARIMA pa-da orde ke-*p,q* dengan *differencing* sebanyak *d* atau ARIMA(*p,d,q*) adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \qquad (2.4)$$

5. Model ARIMA Musiman

Model ARIMA musiman merupakan model yang dibentuk dari suatu data yang di-pengaruhi faktor musiman, sehingga plot

yang dihasilkan membentuk pola musiman. Model ARIMA dengan periode musiman *s* dapat dinotasikan ARIMA (*p*,*d*,*q*)*s* dengan modelnya sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\Phi_P(B^s)(1-B^s)^D Z_t = \Theta_Q(B^s)a_t \qquad (2.5)$$

2.2.2 Tahapan-tahapan ARIMA

Dalam melakukan analisis *time series* ARIMA terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan diantaranya adalah sebagai berikut.

A. Indentifikasi Model

Pendugaan model ARIMA dilakukan setelah data stasioner dengan melihat pola ACF ataupun PACF. Pada data yang tidak terdapat faktor musiman, pendugaan model dilakukan dengan memperhatikan kriteria seperti pada tabel berikut(Wei,2006).

Tabel 2.1 Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA

Model	ACF	PACF
Autoregressive (p)	Turun eksponensial *(dies down)*	Terpotong setelah *lag-p(cut off after lag-p)*
Moving Average (q)	Terpotong setelah *lag-q (cut off after lag-q)*	Turun eksponensial (*dies down)*
Autoregressive-Moving Average (p,q)	Turun eksponensial (*dies down*)	Turun eksponensial (*dies down*)
Autoregressive (p) atau *Moving Average (q)*	Terpotong setelah *lag-q (cut off after lag-q)*	Terpotong setelah *lag-p(cut off after lag-p)*
Tidak ada unsur *Auto-regressive (p)* atau *Moving Average (q)*	Tidak ada *lag* yang signif-ikan pada ACF	Tidak ada *lag* yang signif-ikan pada PACF

1. Stasioneritas *Time Series*

Suatu data *time series* yang dapat analisis adalah data yang bersifat stasioner. Stasioner adalah keadaan dimana *mean* dan varians adalah konstan (Bowerman dan O'Connell, 1993) dengan demikian:

Mean dari *Zt*:

$$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu \qquad (2.6)$$

Varians dari *Zt*:

$$E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2 \qquad (2.7)$$

Jika nilai pengamatan sebanyak *n* terlihat berfluktuasi terhadap nilai varians dan *mean* secara konstan serta tidak tergantung waktu, maka dapat dikatakan bahwa data *time series* tersebut adalah stasioner. Sebaliknya jika nilai pengamatan sebanyak *n* tidak berfluktuasi terhadap varians dan *mean* secara konstan, maka data *time series* tersebut tidak stasioner (Bowerman dan O'Connell, 1993). Cara untuk mengatasi ketidakstasioneran adalah dengan melakukan pembedaan (*differencing*) atau dengan transformasi *Box-cox*. Pembedaan (*differencing*) dilakukan jika data tidak stasioner terhadap *mean*, sedangkan Transformasi *Box-cox* dilakukan jika data tidak stasioner terhadap varians (Cryer & Chan, 2008).

Stasioneritas data dalam *mean* bisa dilakukan dengan identifikasi plot data dan bentuk ACF data. Jika ACF menunjukkan pola yang turun lambat berarti data belum stasioner dalam *mean*. Sehingga dibutuhkan *differencing* agar datanya menjadi stasioner dalam *mean*. Se-baliknya jika ACF menunjukkan pola yang turun cepat maka data sudah stasioner dalam *mean*. Cara yang dilakukan untuk mengatasi kondisi non-stasioner dalam *mean* adalah dengan melakukan pembedaan (*differencing*) terhadap data dengan persamaan berikut (Bowerman dan O'Connell, 1993).

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \qquad (2.8)$$

dimana *Wt* merupakan nilai series *Zt* setelah dilakukan *differencing*.

Sedangkan suatu deret waktu *Zt* dikatakan tidak stasioner terhadap varians, apabila *Zt* berubah sejalan dengan perubahan level var Z_t =cf(μ_1), dimana c merupakan konstanta. Box dan Cox memberikan suatu ide transformasi terhadap varians yang tidak

konstan dengan menggunakan *power transformation* sebagai berikut (Wei, 2006).

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^{\lambda} - 1}{\lambda}, \text{ dimana } \lambda \neq 0 \qquad (2.9)$$

λ adalah parameter transformasi, untuk λ=0 dilakukan pendekatan berikut:

$$\lim_{\lambda \to 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \to 0} Z_t^{(\lambda)} = \lim_{\lambda \to 0} \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda} = \ln Z_t \qquad (2.10)$$

2. Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi autokorelasi merupakan hubungan linear pada data *time series* antara Z_t dengan Z_{t+k} yang terpisahkan oleh waktu lag k. ACF digunakan untuk mengidentifikasi model *time series* dan melihat kestationeran data dalam *mean*. Fungis autokorelasi yang dihiyung berdasarkan sampel data ditulis pada persamaan berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})^2}, \text{ k=0,1,2,…} \qquad (2.11)$$

3. Autokorelasi Parsial (PACF)

Partial Autocorrelation Function (PACF) digunakan untuk menunjukkan besarnya hubungan antara nilai suatu variabel saat ini dengan nilai sebelumnya dari variabel yang sama. Fungsi autokorelasi parsial (*Partial Autocorrelation Function*) merupakan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah dependensi linier $Z_{t+1}, Z_{t+2,.....,}Z_{t+k}$ pada variabel dihilangkan. Fungsi autokorelasi parsial dari sampel dapat dihitung dengan persamaan matematis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{p}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{kj} \hat{p}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k} \hat{\phi}_{kj} \hat{p}_{k+1-j}} \qquad (2.12)$$

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, \text{ dengan } j = 1, 2, \ldots, k.$$

B. Estimasi Parameter dan pengujian Parameter

1. Estimasi Parameter

Salah satu metode penaksiran parameter yang dapat digunakan adalah *conditional least square* (CLS). Metode ini bekerja dengan membuat *error* yang tidak diketahui sama dengan nol dan meminimumkan jumlah kuadrat *error* (SSE). Misalkan diterapkan pada model AR(1) dan dinyatakan sesuai dengan Persamaan (2.13) (Cryer & Chan, 2008) :

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \tag{2.13}$$

dan Persamaan (2.14) menunjukkan nilai SSE :

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^{n} a_t^2 = \sum_{t=2}^{n} [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \tag{2.14}$$

kemudian Persamaan (2.14) diturunkan terhadap μ dan ϕ dan disamakan dengan nol sehingga diperoleh Persamaan (2.15) yang menunjukkan nilai taksiran parameter untuk μ

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{t=2}^{n} Z_t - \phi \sum_{t=2}^{n} Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \tag{2.15}$$

dan Persamaan (2.16) yang merupakan nilai taksiran parameter ϕ

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^{n} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^{n} (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \tag{2.16}$$

2. Pengujian Parameter

Apabila ϕ adalah suatu parameter AR pada model ARIMA Box-Jenkins, sedangkan $\hat{\phi}$ adalah nilai estimasi (taksiran) dari

parameternya, maka pengujian untuk signifikansi parameter *autoregressiv*e adalah sebagai berikut

Hipotesis:

H_0: $\phi = 0$ (parameter tidak signifikan)

H_1: $\phi \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \tag{2.17}$$

Daerah Penolakan: Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2;n-m}$

Apabila θ adalah suatu parameter MA pada model ARIMA Box Jenkins, sedangkan $\hat{\theta}$ adalah nilai estimasi (taksiran) dari parameternya, maka pengujian untuk signifikansi parameter *moving average* adalah

Hipotesis:

H_0: $\theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

H_1: $\theta \neq 0$(parameter signifikan)

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \tag{2.18}$$

Daerah kritis: Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2;n-m}$

Dengan:

Standar Error (SE): $\sqrt{\frac{\sigma^2}{n-1}}$

$$\sigma^2 = \sum_{t=1}^{n} (Z_t - \hat{\phi} Z_{t-1})^2$$

n : banyaknya observasi

m : banyaknya parameter yang ditaksir

C. Pengujian Asumsi Residual

Asumsi yang harus dipenuhi pada model ARIMA meliputi asumsi residual *white noise* dan uji kenormalan residual. berikut adalah pengujian asumsi *white noise* dan uji kenormalan.

1. Pengujian Asumsi Residual *White noise*

White noise merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual. Un-tuk menguji apakah residual memenuhi asumsi *white noise* digunakan statistik uji yang diberikan oleh Ljung Box(Wei, 2006). Hipotesisnya adalah sebagai berikut

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$ (residual *white noise*)

H_1: minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ untuk k=0,1,2,..,K

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}(n-k)^{-1}\hat{\rho}_k^2 \qquad (2.19)$$

Daerah Penolakan : tolak H_0, jika nilai dari $Q > X^2_{(\alpha;K-p-q)}$ atau P-v*alue*< α)

dimana,

p = banyaknya komponen AR

q = banyaknya komponen MA

n = jumlah observasi dari data *time series*

$\hat{\rho}$ = taksiran autokorelasi residual *lag k*

2. Pengujian Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk mengetahui apakah residual telah berdistribusi normal atau tidak. Berikut adalah perumusan hipotesis dengan menggunakan statistik uji *kolmogorov-smirnov* (Daniel, 1989).

Hipotesis:

H_0 : F(x) = F_0(x) Residual berdistribusi normal

H_1 : F(x) ≠ F_0(x)Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji.

$$D_{hit} = \underset{x}{Sup}|F_0(x) - S(x)| \qquad (2.20)$$

Daerah Penolakan: Tolak Ho jika $D_{hit} > D_\alpha$ atau P-*value* < α

2.3 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan jika terdapat lebih dari satu model *time series* yang layak dipakai yaitu dengan menggunakan dua pendekatan diantaranya pendekaran in-sample dan out-sample. Kriteria pemilihan model berdasarkan out-sampel menggunakan Root Mean Square Error (RMSE). RMSE digunakan untuk mengetahui akar kesalahan rata-rata kuadrat dari setiap model yang layak.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\text{n}} \sum_{t=1}^{n} (Z_t - \hat{Z}_t)} \qquad (2.21)$$

Dengan

n : Banyak data observasi

Z_t : data sebenarnya

$\hat{Z}_t$: data hasil peramalan

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yaitu data jumlah penumpang kereta api di Pulau Jawa dan Sumatera dari Januari tahun 2010 sampai Januari 2017 yang diunduh dari laman resmi Badan Pusat Statistika. Berikut merupakan laman resminya https://www.bps.go.id. Surat keaslihan data dapat dilihat pada Lampiran 8.

3.2 Variabel Penelitian

Pada penelitian ini variabel yang digunakan adalah jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa dan Sumatera untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Lampiran 1.

3.3 Struktur Data

Struktur data pada penelitian ini adalah sebagai berikut

Tabel 3.1 Struktur Data

No	Tahun	Bulan	Z_t
1	2010	Januari	Z_1
2	2010	Februari	Z_2
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
85	2017	Januari	Z_{85}

3.4 Metode Analisis

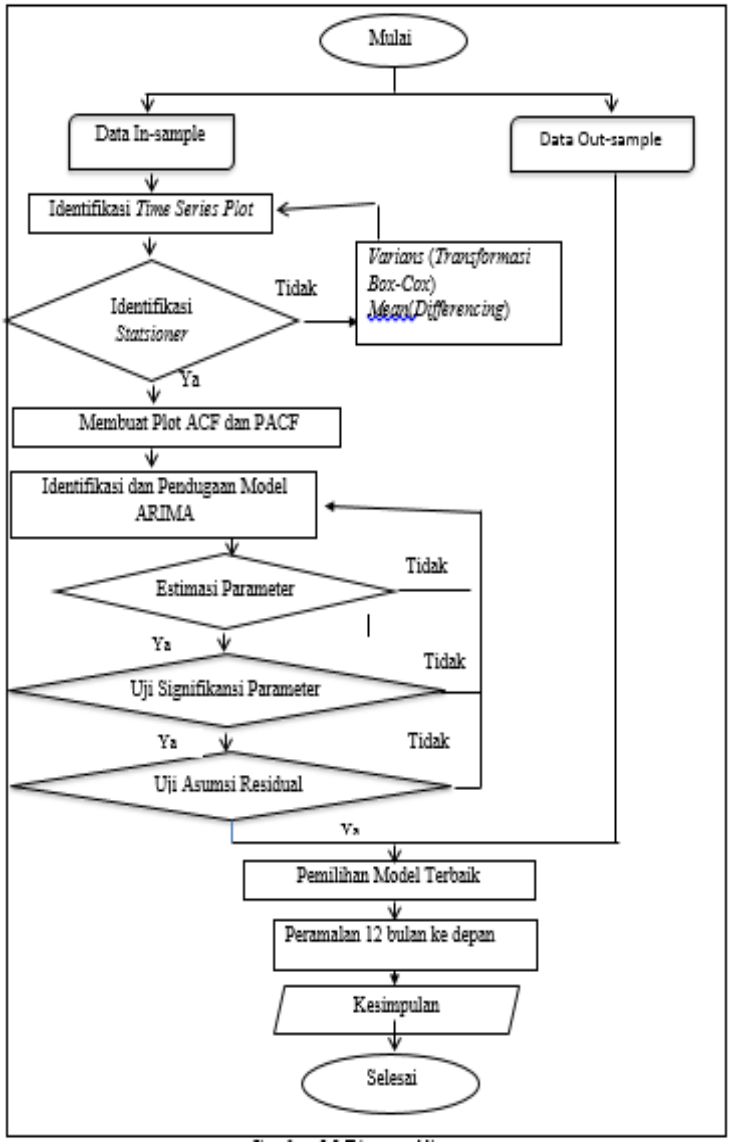
Metode Analisis yang digunakan pada penelitian ini adalah metode peramalan ARIMA- Box Jenkins.

Langkah Penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Membagi data menjadi dua yaitu data *in-sample* dan *outsample.*

2. Membuat *time series* plot pada data *i*n-sampel untuk melakukan identifikasi pola *time series* data penumpang kereta api kelas ekonomi
3. Melakukan indentifikasi stasioneritas data.
4. Membuat plot ACF dan PACF
5. Identifikasi dan pendugaan model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF
6. Estimasi parameter, pengujian signifikansi parameter dan asumsi pada model-model yang terbentuk
7. Menghitung nilai RMSE dari *out-sample*. Untuk memilih model terbaik dilakukan perbandingan nilai R*MSE untuk data out-sample* pada setiap model.
8. Melakukan peramalan sebanyak 12 bulan ke depan dengan model yang terbaik.
9. Memberikan kesimpulan dan saran dari hasil laporan.

Langkah penelitian tersebut dapat digambarkan dalam diagram alir yang berdasarkan pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Diagram Alir

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis pada data jumlah jumlah penumpang kereta api menggunakan ARIMA Box-Jenkins. Pembahasan diawali dengan menggunakan statistika deskriptif dan dilanjutkan dengan pemodelan dan peramalan jumlah penumpang kereta api menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins.

4.1 Karakteristik Jumlah Penumpang Kereta Api

Statistika deskriptif digunakan untuk mengetahui karakteristik dari data in sampel jumlah penumpang kereta api mulai Januari 2010 sampai dengan Desember 2015. Berikut adalah hasil statistika deskriptif jumlah penumpang kereta api.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Jumlah Penumpang

Variabel	Rata-rata	Minimum	Maksimum
Jawa	19376	14315	29328
Sumatra	404,78	276	676

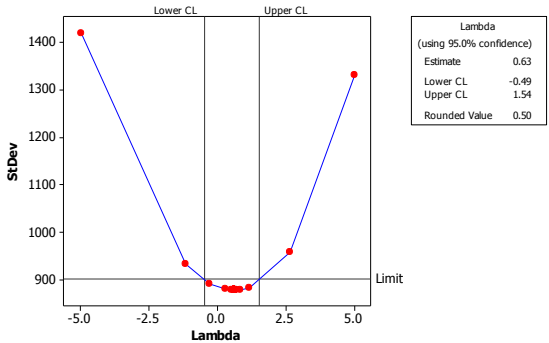
Berdasarkan Tabel 4.1 rata-rata jumlah penumpang kereta api mulai Januari 2010 hingga Desember 2015 adalah sekitar 19.376.000 penumpang di pulau Jawa dan 404.780 di pulau Sumatera. Jumlah penumpang kereta api di pulau jawa paling sedikit terjadi pada bulan Februari 2013 yaitu sebanyak 14.315.000 penumpang sedangkan di pulau Sumatera pada bulan april 2013 sebanyak 276.000 penumpang. Jumlah penumpang yang paling banyak di Pulau Jawa terjadi pada bulan Desember 2015 yaitu sebanyak 29.328.000. Jumlah penumpang paling banyak di pulau Sumatera terjadi pada bulan April 2010 sebesar 676.000 penumpang.

4.2 Pemodelan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa dengan ARIMA Box-Jenkins

Dalam memodelkan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa terdapat beberapa proses yang dilakukan. Proses yang pertama data dibagi menjadi in-sampel yang dimulai dari Januari 2010 hingga Desember 2015 dan out sampel mulai Januari 2016 sampai Januari 2017. Kemudian proses selanjutnya adalah identifikasi stasioneritas data. Apabila data telah stasioner (mean dan varians) maka dapat dilakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Setelah itu dilakukan estimasi parameter, uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual. Jika terdapat beberapa model yang signifikan dan memenuhi asumsi residual maka dilakukan pemilihan model terbaik untuk mendapatkan model yang paling tepat untuk dilakukan peramalan kedepan.

4.2.1 Pemeriksaan Stasioneritas dan Identifikasi Model

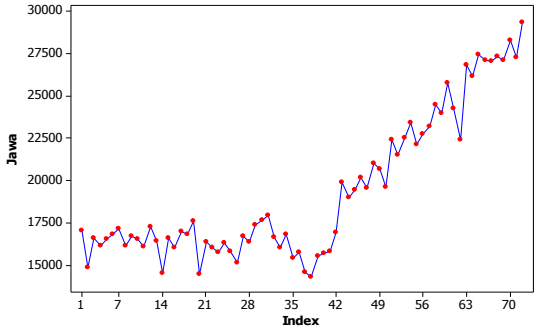
Tahap identikasi model yang pertama dilakukan adalah memeriksa stasioneritas data jumlah penumpang kereta api. Stasioneritas terhadap *varians* dapat dilihat berdasarkan nilai *rounded value*.



Gambar 4.1 Box-Cox Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa

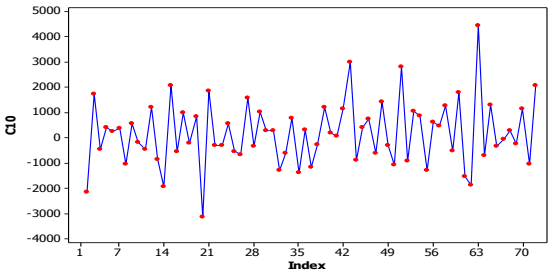
Berdasarkan Gambar 4.1 diperoleh *rounded value* sebesar 0,50 dengan selang interval antara -0,49 hingga 1,54 berarti data telah stasioner dalam varians.

Gambar 4.2 menunjukan bahwa data memiliki tren naik yang berarti data belum stasioner dalam mean oleh karena itu perlu dilakukan *differencing*. Berikut merupakan *time series* plot data yang telah dilakukan transformasi.



Gambar 4.2 *Time Series* Plot Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa

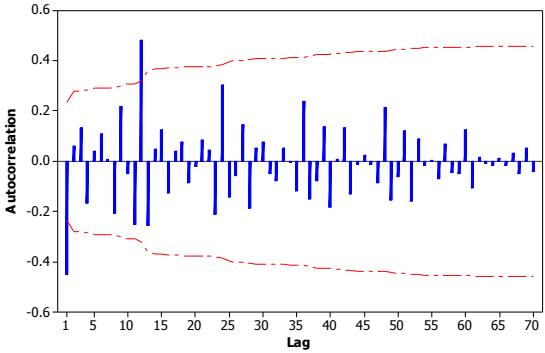
Setelah dilakukan *differencing* didapatkan bahwa data telah stationer dalam *mean* yang ditunjukan oleh Gambar 4.3. Berikut merupakan times series plot setelah dilakukan *differencing* yang ditunjukan oleh gambar 4.3.



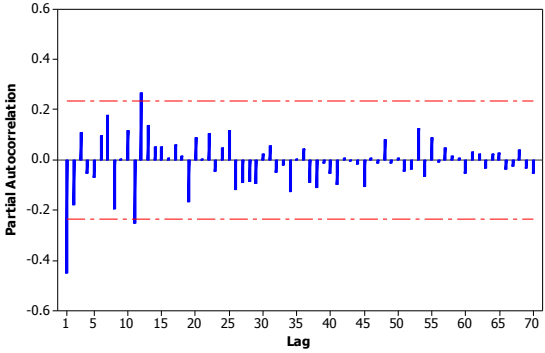
Gambar 4.3 *Time Series* Plot Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa yang telah *Differencing*

4.2.2 Pemodelan ARIMA

Tahap selanjutnya adalah indentifikasi model ARIMA dengan plot ACF dan PACF pada data in sampel.



(a)



(b)

Gambar 4.4 (a) plot ACF dan (b) plot PACF Data Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa Setelah *Differencing*

Berdasarkan Gambar 4.4 Plot ACF menunjukkan pada lag 1 dan 12 keluar dari batas sedangkan pada plot PACF lag 1, lag 11 dan lag 12 yang keluar dari batas. Dari plot ACF dan PACF didapatkan model sementara sebanyak 32 model. Model yang memenuhi syarat signifikansi parameter, residual white noise dan

berdistribusi normal adalah ARIMA ([12],1,1), ARIMA ([12],1,[1,12]). Berikut merupakan pengujian signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut

H_0: $\phi = 0$ atau $\theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

H_1: $\phi \neq 0$ atau $\theta \neq 0$ (parameter signifikan)

Dengan taraf signifikan sebesar 5%, tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2;n-m}$. Hasil pengujian signifikansi parameter adalah sebagai berikut.

Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA di Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa

Model ARIMA	Parameter	Lag	Estimasi	Nilai t	$t_{(0,025;df)}$	Keterangan
([12],1,1)	θ_1	1	0,34904	3,08	2,2906	Signifikan
	ϕ_{12}	12	0,66428	5,65	2,2906	Signifikan
([12],1,[1,12])	θ_1	1	0,27401	2,53	2,2914	Signifikan
	θ_{12}	12	0,43864	2,51	2,2914	Signifikan
	ϕ_{12}	12	0,95704	7,34	2,2914	Signifikan

Tabel 4.2 diketahui bahwa penduga model ARIMA yang parameternya signifikan adalah ARIMA ([12],1,1), ARIMA ([12],1,[1,12]) karena t_{hitung} yang dihasilkan lebih besar dari pada $t_{(0,025;df)}$. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan *diagnostic* residual pada model yang telah memiliki parameter yang signifikan adalah sebagai berikut.

H_0 :Residual data *white noise*

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ untuk k=0,1,2,..,K

Dengan taraf signifikan sebesar 5%, tolak H_0 jika $Q > X^2_{(\alpha;K-p-q)}$

Tabel 4.3 berisikan hasil uji *white noise* residual model ARIMA, dapat dilihat bahwa berdasarkan hasil uji asumsi tersebut tampak bahwa pada semua model memenenuhi asumsi residual *White Noise*.

Tabel 4.3 Uji *White Noise* Residual Model ARIMA

Model	Lag	*Q*	DF	$X^2_{(0,05,df)}$	Keterangan
([12],1,1)	6	2,48	4	9,488	*White Noise*
	12	8,84	10	18,307	
	18	10,97	16	26,296	
	24	16,21	22	33,924	
([12],1,[1,12])	6	2,63	3	78,147	*White Noise*
	12	6,21	9	16,919	
	18	9,76	15	24,996	
	24	15,46	21	32,671	

Setelah didapatkan model yang memenuhi asumsi *white noise*, maka pemeriksaan dilanjutkan dengan melakukan uji asumsi residual berdistribusi normal dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Taraf signifikan sebesar 5%, tolak H_0 jika $D_{hit} > D_\alpha$

Hasil pengujian residua berdistribusi normal adalah sebagai berikut.

Tabel 4.4 Uji Distribusi Normal Residual Model ARIMA

Model ARIMA	Nilai Kolmogorov Smirnov	D_α	Keterangan
([12],1,1)	0,102156	0,16027	Berdistribusi Normal
([12],1,[1,12])	0,092251	0,16027	Berdistribusi Normal

Berdasarkan Tabel 4.4 hasil uji distribusi normal residual ada 2 model ARIMA yang berdistribusi normal. Model yang dilanjutkan pada tahap pemilihan model terbaik adalah model ARIMA (12,1,1) dan ARIMA(12,1,[1,12]). Untuk lebih jelasnya mengenai perhitunganya dapat dilihat pada Lampiran 2 dan 3. Selanjutnya dilakukan penilaian kriteria dari *out-sample* jumlah penumpang kereta api adalah sebagai berikut.

Tabel 4.5 Pemilihan Model ARIMA

Model	RMSE
ARIMA ([12],1,1)	1020,59
ARIMA ([12],1,[1,12])	1180,895

Pada Tabel 4.5 menunjukkan kriteria penilaian model terbaik berdasarkan nilai RMSE yang paling kecil. Pada model jumlah penumpang kereta api diperoleh model terbaik untuk meramalkan adalah ARIMA (12,1,1) diperoleh nilai yang paling kecil jika dibandingkan dengan model yang lain. Perhitungan lengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 6. Bentuk umum model ARIMA (12,1,1,) adalah sebagai berikut

$$(1-\phi_{12}B^{12})(1-B)Z_t = (1-\theta_1 B)a_t$$
$$(1-B-\phi_{12}B^{12}+\phi_{12}B^{13})Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$
$$Z_t - Z_{t-1} - \phi_{12}Z_{t-12} + \phi_{12}Z_{t-13} = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

dengan $\phi_{12} = 0{,}66428$ dan $\theta_1 = 0{,}34904$ maka model ARIMA (12,1,1) adalah ditunjukan pada notasi berikut

$$Z_t = Z_{t-1} + 0{,}66428Z_{t-12} - 0{,}66428Z_{t-13} + a_t - 0{,}34904a_{t-1}$$

Model tersebut menunjukkan bahwa jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa pada bulan ke-t di pengaruhi oleh jumlah penumpang pada 1 bulan sebelumnya, jumlah penumpang pada 12 bulan sebelumnya, jumlah penumpang pada 13 bulan sebelumnya, kesalahan peramalan pada bulan ke-t, kesalahan peramalan pada 1 bulan sebelumnya. Setelah mendapatkan model yang terbaik selanjutnya dilakukan peramalah untuk 12 bulan kedepan.

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa hasil ramalan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA ([12],1,1), jumlah penumpang kereta api untuk bulan Februari 2017 hingga Januari 2018 berkisar antara 27.177.176 hingga 36.941.313 penumpang. Adapun bulan dengan jumlah penumpang tertinggi berada pada

bulan Desember berkisar antara 28.595.096 hingga 36.941.313 penumpang

Tabel 4.6 Ramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Di Pulau Jawa

Tahun	Bulan	Hasil	Batas Bawah	Batas Atas
2017	Februari	29069,18	27237,7197	30900,638
2017	Maret	30487,41	28305,5977	32669,2208
2017	April	30381,95	27898,7388	32865,1703
2017	Mei	31852,91	29101,1094	34604,7153
2017	Juni	30875,43	27879,0175	33871,8394
2017	Juli	30527,97	27305,4639	33750,4736
2017	November	31.178,27	27.177,1762	35.179,3692
2017	Desember	32.768,2	28.595,0968	36.941,3131
2018	Januari	31.976,62	27.638,3137	36.314,9238

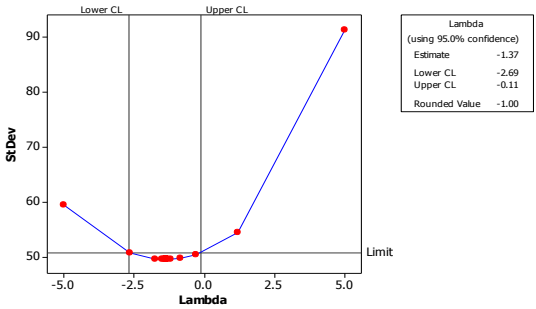
4.3 Pemodelan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera dengan ARIMA Box-Jenkins

Dalam memodelkan jumlah penumpan kereta di pulausumatera terdapat beberapa proses yang dilakuakan. Proses yang pertama data dibagi menjadi in sampel yang dimulai dari Januari 2010 hingga Desember 2015 dan out sampel mulai Januari 2016 sampai Januari 2017. Kemudian proses selanjutnya adalah identifikasi stasioneritas data. Apabila data telah stasioner (*mean* dan *varians*) maka dapat dilakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Setelah itu dilakukan estimasi parameter, uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual. Jika terdapat beberapa model yang signifikan dan memenuhi asumsi residual maka dilakukan pemilihan model terbaik untuk mendapatkan model yang paling tepat untuk dilakukan peramalan kedepan.

4.3.1 Pemeriksaan Stasioneritas dan Identifikasi Model

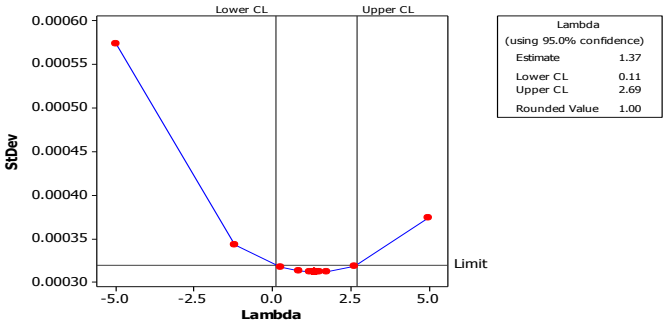
Tahap identikasi model yang pertama dilakukan adalah memeriksa stasioneritas data jumlah penumpang kereta api.

Stasioneritas terhadap *varians* dapat dilihat berdasarkan nilai *rounded value*.



Gambar 4.5 Box-Cox Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera

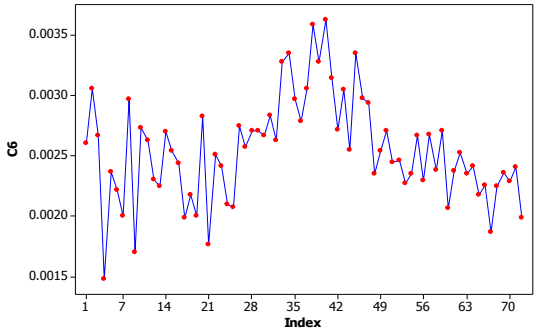
Berdasarkan Gambar 4.5 diperoleh *rounded value* sebesar -1,0 dengan selang interval antara -2,69 hingga -0,11. Dari Pengujian stasioneritas pada varian menggunakan didapatkan nilai rounded value -1,0 yang berarti data belum stasioner dalam varians maka perlu dilakukan transformasi.



Gambar 4.6 Box-Cox Jumlah Penumpang Kereta Api Sumatera yang telah di Tranformasi

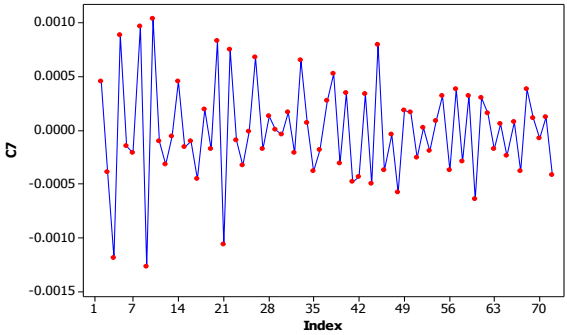
Gambar 4.6. menunjukkan bahwa setelah dilakukan tranformasi Box-Cox didapatkan nilai *rounded value* sebesar 1 yang berarti data telah stasioner dalam varians.

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa data masih fluktuasi yang berarti data belum stasioner dalam *mean* oleh karena itu perlu dilakukan *differencing*. Berikut merupakan *time series* plot data yang telah dilakukan transformasi.



Gambar 4.7 *Time Series* Plot Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera

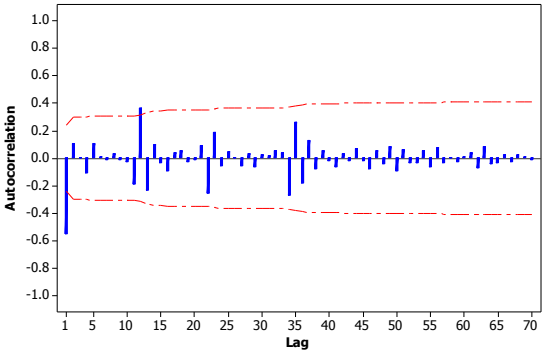
Setelah dilakukan *differencing* didapatkan bahwa data telah stationer dalam mea yang ditunjukan oleh Gambar 4.8. Berikut merupakan times series plot setelah dilakukan *differencing* yang ditunjukan oleh gambar 4.8.



Gambar 4.8 *Time Series* Plot Jumlah Penumpang Kereta Api Pulau Sumatera *Differencing*

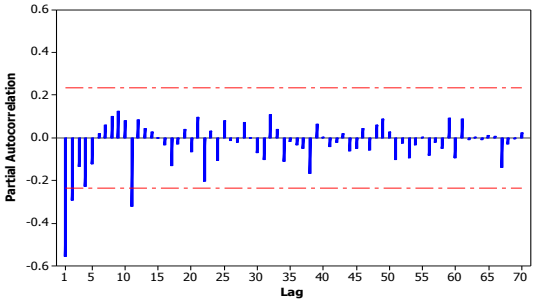
4.3.2 Pemodelan ARIMA

Tahap selanjutnya adalah indentifikasi model ARIMA dengan plot ACF dan PACF pada data in sampel.



Gambar 4.9 Plot ACF Pada Data Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera Setelah *Differencing*

Gambar 4.9 Plot ACF menunjukkan pada lag 1 dan 12 *cut off*. Selanjunya dilakukan identifikasi model dengan menggunakan plot PACF.



Gambar 4.10 Plot PACF Data Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera Setelah *Differencing*

Berdasarkan Gambar 4.10 pada plot PACF *cut off* pada lag 1, lag 2 dan lag 11. Dari plot ACF dan PACF didapatkan model

sementara sebanyak 32 model. Model yang memenuhi syarat signifikansi parameter, residual white noise dan berdistribusi normal adalah ARIMA ([1],1,12), ARIMA ([1,2],1,12). Berikut merupakan pengujian signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut

H_0: $\phi = 0$ atau $\theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

H_1: $\phi \neq 0$ atau $\theta \neq 0$ (parameter signifikan)

Dengan taraf signifikan sebesar 5%, tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2;n-m}$. Hasil pengujian signifikansi parameter adalah sebagai berikut.

Tabel 4.7 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA di Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatera

Model ARIMA	Parameter	Lag	Estimasi	Nilai t	$t_{(0,025;df)}$	Keterangan
(1,1,[12])	θ_{12}	12	-0,35858	-3,04	2,2906	Signifikan
	ϕ_1	1	-0,53437	-5,22	2,2906	Signifikan
((1,2),1,[12])	θ_{12}	12	-0,35087	-2,91	2,2914	Signifikan
	ϕ_1	1	-0,68999	-5,9	2,2914	Signifikan
	ϕ_2	2	-0,28292	2,48	2,2914	Signifikan

Tabel 4.7 diketahui bahwa penduga model ARIMA yang parameternya signifikan adalah ARIMA (1,1,12), ARIMA ([1,2],1,[12]) karena $|t_{hitung}|$ yang dihasilkan lebih dari $t_{(0,025;df)}$. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan *diagnostic* residual pada model yang telah memiliki parameter yang signifikan dengan hipotesis sebagai berikut

H_0 :Residual data *white noise*

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ untuk k=0,1,2,..,K

Dengan taraf signifikan sebesar 5%, tolak H_0 jika $Q > X^2_{(\alpha;K-p-q)}$

Tabel 4.8 dapat menunjukkan bahwa berdasarkan uji asumsi *white noise* pada semua model terpenuhi.

Tabel 4.8 Uji *White Noise* Residual Model ARIMA

Model	Lag	*Q*	DF	$X^2_{(0,05,df)}$	Keterangan
(1,1,[12])	6	8,11	4	9,4877	*White Noise*
	12	9,65	10	18,307	
	18	13,39	16	26,296	
	24	19,51	22	33,924	
([1,2],1,[12])	6	4,57	3	7,8147	*White Noise*
	12	6,99	9	16,919	
	18	11,23	15	24,996	
	24	17,39	21	32,671	

Setelah didapatkan model yang memenuhi asumsi *white noise* maka pemeriksaan dilanjutkan dengan melakukan uji asumsi residual berdistribusi normal dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Taraf signifikan sebesar 5%, tolak H_0 jika $D_{hit} > D_\alpha$

Hasil pengujian residual berdistribusi normal adalah sebagai berikut.

Tabel 4.9 Uji Distribusi Normal Residual Model ARIMA Pulau Sumatera

Model ARIMA	Nilai Kolmogorov Smirnov	D_α	Keterangan
(1,1,[12])	0,0668	0,16027	Berdistribusi Normal
((1,2),1,[12])	0,0737	0,16027	Berdistribusi Normal

Berdasarkan Tabel 4.9 hasil uji distribusi normal residual ada 2 model ARIMA yang berdistribusi normal. Model yang dilanjutkan pada tahap pemilihan model terbaik adalah model ARIMA (1,1,[12]) dan ARIMA([1,2],1,[12]). Untuk lebih

jelasnya mengenai perhitunganya dapat dilihat pada Lampiran 4 dan 5. Selanjutnya dilakukan penilaian kriteria dari *out-sample* jumlah penumpang kereta api adalah sebagai berikut.

Tabel 4.10 Pemilihan Model ARIMA di Pulau Sumatera

Model	RMSE
ARIMA (1,1,[12])	63,442
ARIMA ([1,2],1,[12])	68,958

Pada Tabel 4.10 menunjukkan kriteria penilaian model terbaik berdasarkan nilai RMSE yang paling kecil. Pada model jumlah penumpang kereta api diperoleh model terbaik untuk meramalkan adalah ARIMA (1,1,[12]) diperoleh nilai yang paling kecil jika dibandingkan dengan model yang lain. Perhitungan lengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 7. Bentuk umum model ARIMA (1,1,[12]) adalah sebagai berikut

$$(1-\phi_1 B)(1-B)Z_t = (1-\theta_{12}B^{12})a_t$$
$$(1-B-\phi_1 B^1+\phi_1 B^2)Z_t = a_t - \theta_{12}a_{t-12}$$
$$Z_t - Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-2} = a_t - \theta_{12}a_{t-1}$$
$$Z_t = (1+\phi_1)Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-2} + a_t - \theta_{12}a_{t-1}$$

dengan $\phi_1 = 0{,}53437$ dan $\theta_{12} = 0{,}35858$ maka model ARIMA (1,1,[12]) adalah

$$Z_t = 0{,}46563Z_{t-1} - 0{,}53437Z_{t-2} + a_t + 0{,}35858a_{t-12}$$

Model tersebut menunjukkan bahwa jumlah penumpang kereta api di pulau Sumatera pada bulan ke-t di pengaruhi oleh jumlah penumpang pada 1 bulan sebelumnya, jumlah penumpang pada 2 bulan sebelumnya, kesalahan peramalan pada bulan ke-t, dan kesalahan peramalan pada 1 bulan sebelumnya. Setelah mendapatkan model yang terbaik selanjutnya dilakukan

peramalah untuk 12 bulan kedepan. Hasil peramalan jumla penumpang kereta api di pulau sumatera adalah sebagai berikut.

Tabel 4.11 Ramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Sumatra

Tahun	Bulan	Hasil Ramalan	B. Bawah	B.Atas
2017	Februari	601,12	470,7486	731,5002
2017	Maret	592,64	451,8196	733,4668
2017	April	590,51	418,4416	762,5825
2017	Mei	613,81	427,3337	800,2851
2017	Juni	583,78	3,776,445	7,899,109
2017	Oktober	606,7	3,439,717	8,694,366
2017	November	611,89	3,368,169	8,869,696
2017	Desember	641,43	354,347	9,285,173
2018	Januari	632,82	3,343,147	9,313,146

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa hasil ramalan jumlah penumpang kereta api di pulau Sumatera tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA (1,1,[12]), jumlah penumpang kereta api untuk Februari 2017 hingga Januari 2018 berkisar antara 334.314 hingga 931.314 penumpang. Adapun bulan dengan jumlah penumpang paling banyak diperkirakan terjadi pada bulan Desember 2017 antara 354.347 hingga 928.517 penumpang.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Hasil analisis peramalan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA ([12],1,1) berkisar antara 30.381.950 hingga 32.768.200 penumpang dengan selang kepercayaan sebesar 95 % sedangkan peramalan jumlah penumpang kereta api di pulau Sumatera pada tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA (1,1,[12]) berkisar antara 590.510 hingga 641.530 penumpang dengan selang kepercayaan sebesar 95 %.

5.2 Saran

Perlunya peningkatan kualitas layanan dari PT Kereta Api Indonesia agar kenyamanan penumpang kereta api terpenuhi. Selain itu perlunya persiapan yang matang dari PT Kereta Api Indonesia untuk menanggulangi kenaikan jumlah penumpang kereta api agar tidak ada penumpang yang tidak dapat tiket.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

Bowerman, B. L., dan O'Connell, R. T. (1993). *Forcesting and Time Series.* California: Duxbury Press.

BPS.(2017,Januari6).https://www.bps.go.id/linkTableDinamis/view/id/815 diakses tanggal 16 januari 2017.

Cryer, D. J., dan Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis.* Iowa: Springer Science+Business Media.

Daniel, W. W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan.* Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama

Erisandy.(2016).Peramalkan jumlah penumpang kereta api gumarang dengan Arima dan VAR. Laporan Tugas Akhir. Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Gooijer, Jan G. De dan Hyndman, Rob J. (2006). *25 Years Of Time Series Forecasting*. International Journal of Forcasting vol. 22, no. 443-473 15

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., dan McGee, V. E. (1999). *Metode Dan Aplikasi Peramalan.* Diterjemahkan oleh U. S. Adriyanto, dan A. Basith. Ja karta: Airlangga

Ramadhani. (2010). Peramalkan jumlah penumpang kereta api bisnis dan eksekutif Madiun Jakarta dengan Arima Box-Jenkins. Laporan Tugas Akhir. Jurusan Statistika Institut Teknologi sepuluh nopember.

Salis. (2013). Peramalkan jumlah penumpang kereta api Sancaka I jurusan Surabaya-Yogyakarta dengan Arima Box-Jenkins. Laporan Tugas Akhir. Jurusan Statistika Institut Teknologi sepuluh nopember.

Yuniar. (2004).Peramalkan jumlah penumpang kereta api Jayabaya Selatan dan Gayabaru Selatan jurusan Surabaya-Jakarta dengan Arima Box-Jenkins. Laporan Tugas Akhir. Jurusan Statistika Institut Teknologi sepuluh nopember.

Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods.* New York: Pearson International Edition

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Jumlah Penumpang Kereta Api

Tahun	Bulan	Penumpang Pulau Jawa	Penumpang Pulau Sumatera
2010	Januari	17039	384
	Februari	14880	327
	Maret	16617	375
	April	16156	676
	Mei	16565	423
	Juni	16808	451
	Juli	17181	499
	Agustus	16140	337
	September	16713	588
	Oktober	16542	366
	November	16088	381
	Desember	17299	434
2011	Januari	16446	445
	Februari	14519	371
	Maret	16584	394
	April	16031	410
	Mei	17018	504
	Juni	16806	459
	Juli	17632	500
	Agustus	14492	354
	September	16353	568
	Oktober	16062	399
	November	15765	414
	Desember	16333	478

Lampiran 1 Lanjutan

Tahun	Bulan	Penumpang Pulau Jawa	Penumpang Pulau Sumatera
2012	Januari	15801	482
	Februari	15126	364
	Maret	16701	389
	April	16376	370
	Mei	17401	370
	Juni	17687	375
	Juli	17956	353
	Agustus	16675	381
	September	16063	305
	Oktober	16828	299
	November	15436	337
	Desember	15745	359
2013	Januari	14573	327
	Februari	14315	279
	Maret	15521	305
	April	15724	276
	Mei	15795	318
	Juni	16932	369
	Juli	19917	328
	Agustus	19031	392
	September	19439	299
	Oktober	20198	336
	November	19578	341
	Desember	20992	425

Lampiran 1 Lanjutan

Tahun	Bulan	Penumpang Pulau Jawa	Penumpang Pulau Sumatera
	Januari	20698	394
	Februari	19628	370
	Maret	22427	409
	April	21502	406
	Mei	22547	441
	Juni	23415	425
	Juli	22125	375
	Agustus	22763	436
	September	23219	374
	Oktober	24503	420
	November	23986	370
2014	Desember	25791	484
	Januari	24254	422
	Februari	22394	396
	Maret	26841	426
	April	26150	415
	Mei	27450	460
	Juni	27118	444
	Juli	27077	535
	Agustus	27351	445
	September	27125	424
	Oktober	28280	438
	November	27253	416
2015	Desember	29328	503

Lampiran 1 Lanjutan

Tahun	Bulan	Penumpang Pulau Jawa	Penumpang Pulau Sumatera
2016	Januari	27886	472
	Februari	26058	453
	Maret	28156	461
	April	28000	434
	Mei	30176	527
	Juni	28730	429
	Juli	28216	615
	Agustus	29125	463
	September	29019	497
	Oktober	29765	498
	November	29178	512
	Desember	31530	620
2017	Januari	30359	590

Lampiran 2 Output Pulau Jawa ARIMA([12],1,(1)

```
                                  The SAS System            15:17 Sunday, May 23, 2017   1
                          Conditional Least Squares Estimation

                                      Standard                    Approx
          Parameter      Estimate         Error    t Value    Pr > |t|     Lag

          MA1,1           0.34904       0.11342       3.08      0.0030       1
          AR1,1           0.66428       0.11766       5.65      <.0001      12


                            Variance Estimate      953745.8
                            Std Error Estimate     976.5991
                            AIC                    1180.999
                            SBC                    1185.525
                            Number of Residuals          71
                     * AIC and SBC do not include log determinant.


                               Correlations of Parameter
                                       Estimates

                             Parameter     MA1,1     AR1,1

                             MA1,1          1.000    -0.092
                             AR1,1         -0.092     1.000


                             Autocorrelation Check of Residuals

  To        Chi-             Pr >
 Lag      Square     DF     ChiSq    --------------------Autocorrelations--------------------

   6        2.48      4    0.6486    -0.051     0.123     0.055     0.009     0.087     0.063
  12        8.84     10    0.5473    -0.013    -0.181     0.043    -0.182    -0.014    -0.089
  18       10.97     16    0.8110    -0.033     0.088     0.054     0.067     0.078     0.024
  24       16.21     22    0.8053     0.049     0.102     0.072     0.120    -0.129     0.028


                                     Tests for Normality

                 Test                  --Statistic---    -----p Value------

                 Shapiro-Wilk          W     0.946759    Pr < W      0.0045
                 Kolmogorov-Smirnov    D     0.102156    Pr > D      0.0664
                 Cramer-von Mises      W-Sq  0.191704    Pr > W-Sq   0.0067
                 Anderson-Darling      A-Sq   1.21137    Pr > A-Sq   0.0050
```

Lampiran 3 Output Pulau Jawa ARIMA(12,1,(1,12))

```
The SAS System              15:20 Sunday, May 23, 2017   1


                          Conditional Least Squares Estimation

                                          Standard                  Approx
              Parameter      Estimate         Error    t Value    Pr > |t|     Lag

              MA1,1           0.27401       0.10822       2.53      0.0137       1
              MA1,2           0.42864       0.17097       2.51      0.0146      12
              AR1,1           0.95704       0.13046       7.34      <.0001      12


                            Variance Estimate      935036.5
                            Std Error Estimate     966.9728
                            AIC                    1180.556
                            SBC                    1187.344
                            Number of Residuals          71
                        * AIC and SBC do not include log determinant.


                          Correlations of Parameter Estimates

                        Parameter     MA1,1     MA1,2     AR1,1

                        MA1,1         1.000    -0.127    -0.104
                        MA1,2        -0.127     1.000     0.724
                        AR1,1        -0.104     0.724     1.000


                           Autocorrelation Check of Residuals

     To        Chi-            Pr >
    Lag      Square     DF     ChiSq    --------------------Autocorrelations--------------------

      6        2.63      3    0.4521    -0.104     0.106     0.022     0.024     0.068     0.082
     12        6.21      9    0.7184     0.021    -0.122     0.070    -0.150    -0.011     0.012
     18        9.76     15    0.8344     0.069     0.140     0.040     0.095     0.060    -0.002
     24       15.46     21    0.7993     0.065     0.076     0.055     0.111    -0.140    -0.094
```

Lampiran 4 Output Pulau Sumatera ARIMA(1,1,[12])

```
                                The SAS System            17:20 Tuesday, May 4, 2017   1


                          Conditional Least Squares Estimation

                                        Standard                 Approx
              Parameter      Estimate        Error    t Value    Pr > |t|     Lag

              MA1,1          -0.35858      0.11801      -3.04      0.0034      12
              AR1,1          -0.53437      0.10236      -5.22      <.0001       1


                            Variance Estimate      1.291E-7
                            Std Error Estimate     0.000359
                            AIC                   -922.813
                            SBC                   -918.288
                            Number of Residuals         71
                     * AIC and SBC do not include log determinant.


                             Correlations of Parameter
                                     Estimates

                            Parameter     MA1,1     AR1,1

                            MA1,1         1.000    -0.066
                            AR1,1        -0.066     1.000


                           Autocorrelation Check of Residuals

   To       Chi-            Pr >
  Lag     Square     DF     ChiSq    --------------------Autocorrelations--------------------

    6       8.11      4    0.0876    -0.153    -0.234     0.026    -0.085     0.139     0.041
   12       9.65     10    0.4717    -0.027     0.065    -0.042    -0.082    -0.057     0.039
   18      14.39     16    0.5696    -0.048     0.064    -0.049    -0.157     0.025     0.126
   24      19.51     22    0.6139    -0.017    -0.039     0.010    -0.176     0.091     0.083

                                   Tests for Normality

                 Test                  --Statistic---    -----p Value------

                 Shapiro-Wilk          W      0.96515    Pr < W      0.0459
                 Kolmogorov-Smirnov    D     0.066839    Pr > D     >0.1500
                 Cramer-von Mises      W-Sq  0.044469    Pr > W-Sq  >0.2500
                 Anderson-Darling      A-Sq  0.379656    Pr > A-Sq  >0.2500
```

Lampiran 5 Output Pulau Sumatera ARIMA([1,2],1,[12])

```
                                    The SAS System            06:17 Wednesday, May 5, 2017   1
                              Conditional Least Squares Estimation

                                          Standard                  Approx
              Parameter      Estimate         Error    t Value    Pr > |t|     Lag

              MA1,1          -0.35087       0.12066      -2.91      0.0049      12
              AR1,1          -0.68999       0.11699      -5.90      <.0001       1
              AR1,2          -0.28925       0.11657      -2.48      0.0156       2


                                 Variance Estimate      1.201E-7
                                 Std Error Estimate     0.000347
                                 AIC                   -926.966
                                 SBC                   -920.178
                                 Number of Residuals          71
                          * AIC and SBC do not include log determinant.


                                 Correlations of Parameter Estimates

                            Parameter     MA1,1     AR1,1     AR1,2

                            MA1,1         1.000    -0.089    -0.026
                            AR1,1        -0.089     1.000     0.535
                            AR1,2        -0.026     0.535     1.000


                                  Autocorrelation Check of Residuals

     To        Chi-            Pr >
    Lag      Square     DF    ChiSq    --------------------Autocorrelations--------------------

      6        4.57      3   0.2061    -0.031    -0.105    -0.155    -0.024     0.133     0.071
     12        6.99      9   0.6387     0.016     0.047    -0.077    -0.082    -0.108     0.040
     18       11.23     15   0.7359    -0.043     0.039    -0.098    -0.143     0.012     0.106
     24       17.39     21   0.6872     0.044    -0.074    -0.028    -0.180     0.101     0.085

                                       Tests for Normality

                  Test                   --Statistic---    -----p Value------

                  Shapiro-Wilk          W     0.964643    Pr < W      0.0429
                  Kolmogorov-Smirnov    D     0.073734    Pr > D     >0.1500
                  Cramer-von Mises      W-Sq  0.064814    Pr > W-Sq  >0.2500
                  Anderson-Darling      A-Sq  0.452889    Pr > A-Sq  >0.2500
```

Lampiran 6 Nilai RMSE Pulau Jawa

Model ARIMA ([12],1,1)			Model ARIMA ([12],1,[1,12])		
Data	Hasil		Data	Hasil	
27886	28079.23	37338.79906	27886	27942.58	3201.364
26058	26843.68	617292.7481	26058	26672.41	377495.6
28156	29797.71	2695223.216	28156	30038.69	3544531
28000	29338.7	1792115.28	28000	29136.27	1291116
30176	30202.26	689.4510548	30176	30073.4	10527.21
28730	29981.72	1566797.701	28730	30104	1887886
28216	29954.48	3022321.751	28216	30159.86	3778577
29125	30136.49	1023120.314	29125	30345.72	1490168
29019	29986.37	935800.4605	29019	30266.14	1555352
29765	30753.61	977342.2187	29765	31269.81	2264453
29178	30071.4	798154.8047	29178	30393.96	1478565
31530	31449.77	6437.334289	31530	32073.72	295626.8
30359	30620.24	68246.96458	30359	30747.81	151171.5
		1041606.234			1394513
	Rmse	1020.59112		Rmse	1180.895

Lampiran 7 Nilai RMSE Pulau Sumatera

Model Arima (1,1,[12])			Model Arima ([1,2],1,[12])		
Data	Hasil		Data	Hasil	
472	449.8425551	490.9524	472	443.066	837.1753817
453	454.7521601	3.070065	453	442.2822	114.8717507
461	455.3734062	31.65856	461	454.5455	41.66115702
434	452.2840344	334.3059	434	442.2822	68.59443976
527	468.164794	3461.581	527	461.8938	4238.82191
429	469.7040864	1656.823	429	461.6805	1068.016197
615	508.3884087	11366.03	615	498.2561	13629.13734
463	469.043152	36.51969	463	461.2546	3.046377364
497	465.9832246	962.0404	497	458.2951	1498.066027
498	467.0714619	956.5745	498	459.3477	1493.998268
512	465.7661854	2137.566	512	458.0852	2906.805244
620	486.8549172	17727.61	620	478.0115	20160.74201
590	475.2851711	13159.49	590	464.4682	15758.23685
	Rmse	63.44242		Rmse	68.95883551

Lampiran 8 Surat Pernyataan Keaslihan Data

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS

Penulis, yang dikenal dengan panggilan Bagus memiliki nama lengkap Bagus Wicaksono Arianto. Penulis lahir di Surabaya, pada tanggal 21 Oktober 1996. Penulis adalah anak pertama dari tiga bersaudara dengan Ayah bernama Saharianto dan Ibu bernama Ainun Rodiah. Pendidikan yang telah ditempuh oleh penulis adalah Sekolah Dasar di SDN Ketabang Surabaya (2002-2008), SMP Negeri 11 Surabaya (2008-2011), dan SMA Negeri 7 Surabaya (2011-2014). Penulis mendaftar ke Jurusan Statistika pada Program Studi Diploma III melalui seleksi masuk ITS angkatan 2014 dan tercatat dengan NRP 1314030077 serta menjadi bagian dari keluarga *PIONEER* sigma 01. Selama kuliah penulis aktif pada organisasi sebagai staff Departemen Kesejahteraan Mahasiswa HIMADATA-ITS periode 2015-2016 dan kabiro Minat Bakat Departemen Kesejahteraan Mahasiswa HIMADATA-ITS periode 2016-2017. Segala kritik, saran dan pertanyaan untuk penulis dapat dikirimkan melalui alamat email baguswa12@gmail.com. Terimakasih